



Introduction aux interfaces cerveau-machine

François Cabestaing, Alain Rakotomamonjy

► To cite this version:

François Cabestaing, Alain Rakotomamonjy. Introduction aux interfaces cerveau-machine. 21e colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, Sep 2007, Troyes, France. hal-00521077

HAL Id: hal-00521077

<https://hal.science/hal-00521077>

Submitted on 24 Sep 2010

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Introduction aux interfaces cerveau-machine

François CABESTAING¹, Alain RAKOTOMAMONJY²

¹LAGIS - UMR CNRS 8146. Université des Sciences et Technologies de Lille,
Cité scientifique, 59655 Villeneuve d'Ascq Cedex

²LITIS - EA 4051. INSA de Rouen,
Avenue de l'Université - BP 8. 76801 Saint-Étienne-du-Rouvray Cedex
`francois.cabestaing@univ-lille1.fr, alain.rakoto@insa-rouen.fr`

Résumé — Les interfaces cerveau-machine (BMI: Brain-Machine Interface) sont des systèmes de communication directe entre un individu et une machine ne reposant pas sur les canaux de communication standard que sont nos nerfs périphériques et nos muscles. Dans une BMI, l'activité cérébrale de l'utilisateur est enregistrée, analysée et traduite en commandes destinées à la machine. Nous présentons quelques caractéristiques de l'activité cérébrale qui peuvent être exploitées comme source d'information dans une BMI. Ensuite, nous décrivons les principales approches de traitement et de classification des signaux mises en œuvre dans les BMIs. Enfin, nous terminons par un bref état de l'art de la recherche française sur les BMIs et présentons quelques perspectives à court-terme.

Abstract — Brain-machine Interfaces (BMI) are systems allowing direct communication between an individual and a machine that do not rely on standard human communication channels, i.e. peripheral nerves and muscles. In a BMI, brain activity is recorded, analyzed and translated into commands sent to the machine. We present several features of brain activity that can be used for communication in a BMI. Then, we describe the main approaches to brain waves processing and classification that have been described in the literature related to BMIs. We conclude this paper with a brief presentation of the research effort on BMIs in France and present a few short-term prospects.

1 Introduction

Certains patients atteints par un accident vasculaire cérébral grave restent dans un état de paralysie musculaire complète (LIS : Locked-In Syndrom). Le même handicap moteur très sévère touche les personnes atteintes de sclérose latérale amyotrophique (SLA ou maladie de Lou Gehrig) durant les derniers stades de la maladie. Dans la plupart des cas, ces affections laissent toutes leur facultés mentales aux personnes qui en sont atteintes, mais leur interdit toute communication avec leur entourage. Les interfaces cerveau-machine sont l'approche qui semble actuellement la plus prometteuse pour pallier ce handicap.

Une interface cerveau-machine, ou BMI (Brain-Machine Interface), est constituée des éléments suivants : en entrée, on trouve un sous-système chargé d'acquérir et de numériser les signaux liés à l'activité cérébrale de l'utilisateur ; ensuite, un sous-système est chargé de traiter ces signaux et de les traduire en commandes envoyées à la machine ; enfin, une partie des résultats est présentée à l'utilisateur sous une forme aisément compréhensible afin de constituer une boucle permettant l'apprentissage (bio-feedback). Dans cet article, nous nous focalisons sur les deux premiers éléments de cette chaîne, les aspects liés à la communication palliative n'entrant pas directement dans les thématiques abordées durant le colloque.

L'activité cérébrale d'un individu se manifeste par l'apparition de potentiels électriques et de champs magnétiques au niveau de son crâne. Ce sont souvent les potentiels électriques qui sont enregistrés dans le cas des

BMIs, que ce soit au niveau du cuir chevelu (scalp-EEG : électroencéphalogramme), à la surface du cortex (ECoG : électrocorticogramme), ou avec des électrodes implantées dans le cerveau.

Les interfaces BMI qualifiées d'asynchrones analysent les amplitudes, fréquences ou phases des rythmes cérébraux normalement reliés à l'activité volontaire de l'individu, lesquels sont notamment détectés dans l'EEG à l'aplomb des aires sensorimotrices du cortex [1]. Par exemple, l'amplitude du rythme μ se modifie non seulement durant un mouvement réel, mais également quand l'individu imagine qu'il réalise un mouvement. Une autre approche, initialement proposée par Farwell et Donchin [2], est utilisée dans certaines BMI qualifiées de synchrones. Elle consiste à détecter dans les signaux EEG des potentiels évoqués par des stimuli perçus par l'individu (ERP : Event Related Potentials). L'interface génère les stimuli puis détecte dans les signaux les potentiels évoqués par ces derniers. La description de ces deux approches fait l'objet de la deuxième partie de cet article.

Les signaux mesurant l'activité électrique cérébrale ont des caractéristiques très diverses selon le niveau d'invasivité de l'interface. Les potentiels d'action, enregistrés sur l'axone d'un neurone individuel, sont des signaux très brefs (spikes) et relativement simples car similaires à des impulsions. A l'opposé, les signaux enregistrés à la surface du crâne résultent de la superposition des activités électriques de plusieurs millions de neurones et de ce fait leur analyse directe est très complexe. Afin d'améliorer la qualité des signaux, des techniques très variées ont été proposées dans

la littérature [3]. Elles sont décrites dans la troisième partie de cet article.

Enfin, des informations plus riches, nécessaires pour assurer la communication entre l'individu et la machine, doivent être déduites des signaux prétraités. Il convient dans un premier temps d'extraire des signaux un nombre limité d'éléments caractéristiques concentrant la majeure partie de l'information utile initiale. Ensuite, une méthode de classification de données, exploitant ces éléments caractéristiques, permet d'identifier l'état d'activité cérébrale de l'individu. Les techniques d'extraction d'attributs et de classification utilisées dans les BMIs sont très variables selon que l'interface est de type synchrone ou asynchrone [4]. Ces méthodes sont présentées dans la quatrième et dernière partie.

2 BMI asynchrones et synchrones

Lors de l'utilisation d'une BMI asynchrone, l'individu interagit avec le système quand il le décide, en modifiant de façon volontaire son activité cérébrale. La BMI détecte cette modification dans les signaux EEG et la transforme en commandes. Habituellement, dans les BMI asynchrones, les signaux de commande sont continus, ce qui signifie qu'ils permettent un contrôle progressif des éléments présents dans l'interface, par exemple la position d'un curseur. Plusieurs signaux découlant de l'activité cérébrale sont utilisés dans les interfaces asynchrones :

Potentiels corticaux lents (SCPS : Slow Cortical Potential Shifts). Les SCPSs sont des variations très progressives du potentiel cortical moyen, durant de quelques centaines de millisecondes jusqu'à plusieurs secondes. La plupart des individus peuvent apprendre à contrôler leur potentiel cortical afin de provoquer une variation positive ou négative, qui est ensuite transformée en commande par la BMI. Un retour d'information visuel (bio-feedback), généralement un affichage sous forme simple de son potentiel cortical, est fourni à l'utilisateur afin de l'aider durant le processus d'apprentissage [5].

Activité oscillatoire sensorimotrice. L'activité cérébrale enregistrée à l'aplomb du cortex sensorimoteur se modifie durant l'activité motrice, lors de la planification du mouvement ou encore pendant que l'individu imagine qu'il réalise un mouvement. Plus précisément, l'énergie des signaux dans la bande de fréquences μ (8-15Hz) et la bande β (15-35Hz) décroît dans l'hémisphère opposé au côté où se déroule le mouvement (controlatéral) et augmente dans l'autre (ipsilatéral). Les changements, en amplitude et en fréquence, sont très variables d'un individu à l'autre et ils évoluent fortement au cours du temps. Grâce au bio-feedback, il est également possible d'apprendre à contrôler ces variations dans le cas de mouvements imaginés, afin de piloter une BMI à un ou deux degrés de liberté [1].

Signaux EEG spontanés. Quand un individu réalise une tâche mentale, autre que celle correspondant à des mouvements réels ou imaginés, son activité électrique cérébrale se trouve également modifiée. Des tâches complexes, qui entraînent l'activation de larges groupes de neurones, comme le calcul mental ou le fait d'imaginer des mouvements

d'objets dans l'espace, ont une influence non négligeable sur les signaux EEG. L'activation de zones spécifiques du cerveau peut être identifiée par la BMI durant une phase d'apprentissage afin d'être ensuite utilisée pour commander la machine [6].

Dans une BMI synchrone, ce n'est pas l'activité spontanée du cerveau qui est enregistrée, mais sa réponse à un stimulus. Cette dernière est détectée dans les signaux puis transformée en commande. Du fait que cette réponse cérébrale est une caractéristique innée de l'individu, l'utilisation de ce type de BMI nécessite en général un apprentissage très limité. Deux types principaux de réponses cérébrales sont utilisés dans les BMIs synchrones :

Potentiels évoqués visuels de bas-niveau (SSVERs : Steady State Visual Evoked Responses). Les SSVERs apparaissent normalement dans le cortex visuel primaire après un stimulus visuel. Des formes très texturées, comme des damiers comportant des cases blanches et noires, dont le contraste est modulé à une fréquence fixe, entraînent l'apparition de très forts potentiels de type SSVER. Ces derniers se manifestent comme une augmentation de l'amplitude du signal EEG dans la bande de fréquence correspondant à celle du stimulus. Les utilisateurs peuvent apprendre à contrôler l'amplitude de leurs SSVERs grâce au bio-feedback et ensuite utiliser ce talent pour interagir avec la BMI [6].

Potentiels évoqués par un événement (ERPs : Event Related Potentials). Les ERPs sont des signaux électriques de faible durée qui sont engendrés par une réponse du cerveau à des stimuli extérieurs, qu'ils soient visuels, auditifs ou encore tactiles. Le temps de latence séparant le stimulus de l'ERP dépend de la complexité de la tâche mentale que le stimulus a suscité. Par exemple, les ERPs de type P300 apparaissent environ 300 millisecondes après le stimulus, d'où leur appellation. Ils sont reliés à une tâche cognitive, comme le fait de compter les apparitions d'un type particulier de stimulus. Dans les BMIs exploitant les ERPs, des motifs spatio-temporels spécifiques à l'individu et décrivant son activité cérébrale après stimulus sont détectés dans les signaux EEG puis utilisés afin de générer des commandes binaires [2].

Dans les BMIs synchrones, les stimuli sont présentés à l'utilisateur à une cadence très rapide afin d'augmenter le débit d'informations permettant la communication. Le système détecte les réponses aux stimuli en classant des éléments caractéristiques extraits des signaux EEG. Ces interfaces délivrent des signaux tout ou rien, ce qui revient à actionner un interrupteur, qui permettent de sélectionner une option parmi plusieurs pour le fonctionnement de la machine.

Une interface BMI synchrone très connue est le "matrix speller", qui permet à l'utilisateur d'épeler des mots en sélectionnant des symboles organisés sous forme de matrice. Les lignes et les colonnes de cette matrice sont intensifiées dans un ordre aléatoire, approximativement cinq fois par seconde. L'utilisateur, qui focalise son attention sur un symbole particulier, doit compter le nombre d'intensifications qui affectent ce symbole. Le fait de compter les stimuli est une tâche cognitive qui entraîne l'apparition d'ERPs de type P300. De ce fait, la détection des ERPs

dans les signaux EEG permet de déterminer quelle ligne et quelle colonne contient le symbole sélectionné par l'utilisateur. Un tel système permet d'épeler deux à trois lettres par minute.

3 Prétraitement des signaux

L'étape de prétraitement a deux principaux objectifs, à savoir l'élimination des artefacts et l'amélioration du rapport signal sur bruit des signaux. Dans le cas des signaux EEG enregistrés sur le scalp, les artefacts proviennent de potentiels électriques parasites engendrés par des activités de l'individu autres que celle visant à piloter l'interface : mouvements des muscles — électromyogramme : EMG, électrocardiogramme : ECG, ou encore électro-oculogramme : EOG — clignements des paupières, etc. . . Les signaux sont également entachés d'un bruit résultant de la superposition des champs électriques issus de larges populations de neurones dont l'activité n'est pas associée à la tâche réalisée par l'individu.

Parmi les techniques de prétraitement, certaines font intervenir une combinaison des signaux issus de plusieurs électrodes, ce qui s'apparente à un filtrage spatial. Elles exploitent le fait que les sources d'informations utiles sont en général assez localisées alors que les sources de bruit sont plus diffuses. De ce fait, un filtre spatial de type passe-haut conserve les informations et atténue le bruit. Parmi les filtres simples, le plus utilisé est certainement le Laplacien introduit initialement par McFarland [7], qui consiste à soustraire à un signal la moyenne des signaux recueillis sur les électrodes voisines. Cette méthode est beaucoup plus efficace que le fait de soustraire la moyenne calculée sur la totalité des électrodes (Common Average : CAR).

Des techniques de filtrage spatial plus élaborées, mais qui nécessitent une adaptation à l'individu et même parfois aux conditions d'acquisition des signaux, ont été décrites dans la littérature [3]. On peut citer l'analyse en composantes principales (PCA) ou en composantes indépendantes (ICA) dont l'objectif est de séparer les sources de bruit des sources d'information par un filtrage dont les coefficients sont calculés à partir de signaux d'une base d'apprentissage. La méthode CSP (Common Spatial Pattern), qui permet de calculer les coefficients du filtre spatial en recherchant des structures organisées dans l'ensemble des signaux, a également été utilisée récemment. Il faut souligner que ces méthodes restent partiellement supervisées, du fait que les signaux significatifs doivent être sélectionnés parmi tous les résultats disponibles.

Les techniques de reconstruction et de localisation de sources peuvent également être considérées comme des prétraitements. Leur objectif est de calculer une estimation de l'activité corticale de l'individu à partir des mesures EEG. Cela consiste à résoudre un problème inverse, à savoir la détermination des positions et orientations des dipôles électriques élémentaires à partir du champ électrique résultant de la combinaison de leurs effets. Plusieurs techniques relevant de cette approche ont été appliquées avec succès au prétraitement des signaux dans les BMIs, notamment l'algorithme sLORETA (Standardized low re-

solution brain electromagnetic tomography) [8].

4 Classification des signaux

Deux excellentes présentations de l'état de l'art concernant la classification des signaux dans les BMIs ont été publiées récemment [3, 4]. Du fait que ce problème est très complexe — haute dimensionalité, apprentissage parfois non supervisé et/ou taille limitée de l'ensemble d'apprentissage — il a suscité de nombreux travaux dans les équipes spécialisées dans la classification automatique de données. Les deux étapes clés sont en premier lieu l'extraction de vecteurs caractéristiques discriminants à partir des données brutes et en second lieu la classification réalisée sur la base de ces vecteurs. Les méthodes décrites dans la littérature concernant ces deux étapes sont très différentes selon qu'il s'agit de classer les données issues d'une BMI asynchrone ou synchrone.

Dans le cas des interfaces asynchrones, la plupart des méthodes d'extraction de vecteurs caractéristiques exploitent les connaissances acquises par les neurophysiologistes. Le traitement vise alors à mettre en évidence une propriété des signaux liée à une activité cérébrale particulière. Par exemple, dans les BMIs qui exploitent les variations temporelles des potentiels corticaux lents, un simple filtrage passe-bas est utilisé, alors que dans les interfaces utilisant les rythmes sensorimoteurs, il s'agira plutôt d'extraire la puissance du signal dans la gamme de fréquences du rythme μ . Ces caractéristiques sont mises en évidence au moyen de transformations temps-fréquence ou encore par des filtres auto-régressifs [3].

La classification des signaux est ensuite réalisée sur la base de vecteurs caractéristiques définis dans un espace de relativement faible dimension. Dans certains cas très simples, l'étape de classification consiste même en un simple seuillage d'un signal mis en évidence lors du prétraitement [7]. En règle générale, dans le cas des BMIs asynchrones, l'objectif de l'étape de classification est de déterminer l'état mental de l'individu. Cela ne pose pas de problème particulier lorsque les états mentaux potentiels sont connus par avance, c'est à dire quand la technique de classification peut être supervisée [4].

Dans le cas des interfaces synchrones, comme les réponses à un stimulus varient très fortement d'un individu à l'autre, les caractéristiques discriminantes sont souvent extraites des signaux par apprentissage. Les données de l'ensemble d'apprentissage sont analysées soit dans le domaine temporel, soit dans un domaine transformé, par exemple après une transformation en ondelettes. A ce niveau de l'analyse, le principal problème rencontré est celui de la réduction des dimensions de l'espace contenant les vecteurs caractéristiques [9].

Par la suite, la classification fait habituellement intervenir seulement deux classes : celle caractérisant l'état standard de l'individu et celle décrivant les réponses effectives à un stimulus qualifié de cible. Comme le rapport signal sur bruit des signaux initiaux est très faible, les deux classes se recouvrent fortement et même des classificateurs très performants aboutissent à un taux d'erreur non

négligeable. De ce fait, les traitements sont réitérés sur un nombre plus ou moins important de réponses successives afin de diminuer l'influence du bruit par moyennage.

Quand la dimension de l'espace des caractéristiques est élevée, par exemple si on utilise comme vecteur caractéristique tous les échantillons de toutes les électrodes dans le domaine temporel, un simple classifieur linéaire permet théoriquement de bien séparer les classes. En revanche, l'apprentissage des paramètres de ce classifieur est problématique du fait que le nombre d'éléments de l'ensemble d'apprentissage est faible en regard de la dimension de l'espace [9]. A l'opposé, quand on limite au préalable la dimension du vecteur caractéristique par des transformations adaptées, les classifieurs non-linéaires — notamment les méthodes à noyaux — ou les combinaisons de classifieurs sont bien plus performants [10].

5 Etat actuel des recherches

A l'heure actuelle, les BMIs constituent un domaine de recherche en pleine expansion. Dans le monde, environ six laboratoires étaient identifiés comme travaillant dans ce domaine en 1994. En 1999, lors du premier congrès international sur les BMI, les chercheurs étaient issus de 38 laboratoires différents. Au dernier workshop organisé en 2005 par le Wadsworth Center, plus de 100 laboratoires étaient représentés.

En France, les activités de recherche liées aux BMIs commencent à se mener de façon concertée, du fait que de nombreux laboratoires ont développé de solides compétences durant la dernière décennie. La première réunion de portée nationale sur les BMIs, qui a eu lieu à Lille en avril 2006, a regroupé plus de quarante chercheurs issus de quinze laboratoires¹. Ces équipes de recherche structurent actuellement leurs activités, par l'intermédiaire de réunions académiques — notamment grâce au soutien du GDR STIC-Santé² et de l'IFRATH³ — ou grâce à des projets de recherche financés par l'ANR, tels que le projet OpenViBE⁴.

Bien que les recherches sur les aspects fondamentaux aient rapidement progressé durant les dernières années, très peu d'expérimentations ont été menées en dehors du cadre clinique. Grâce au soutien de la fondation Altran⁵, les chercheurs du Wadsworth Center ont développé une interface BMI qui est testée depuis juin 2006 sur plusieurs patients. A notre connaissance, ce genre d'expérimentation n'a pas encore été réalisé en France. Ce sont des interfaces de ce type que nous développons actuellement dans nos laboratoires respectifs, afin de pouvoir tester d'une façon similaire les techniques récentes de communication palliative basées sur les BMIs.

Remerciements

Les auteurs remercient la Région Nord-Pas de Calais et l'IRRH (Institut Régional de Recherche sur le Handicap) pour l'aide financière accordée à ce projet, ainsi que les collègues du Wadsworth Center pour le constant soutien qu'il nous ont apporté depuis le début de notre collaboration.

Références

- [1] J. R. Wolpaw et D. J. McFarland : Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Proceedings of the National Academy of Science of the USA*, 101(51):17849–17854, 2004.
- [2] L. A. Farwell et E. Donchin : Talking off the top of your head : A mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 70:510–513, 1988.
- [3] A. Bashashati, M. Fatourehchi, R.K. Ward et G.E. Birch : A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural Engineering*, 4(2):R32–R57, 2007.
- [4] F. Lotte, M. Congedo, A. Lécuyer, F. Lamarche et B. Arnaldi : A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4(2):R1–R13, 2007.
- [5] N. Birbaumer, A. Kubler, N. Ghanayim, T. Hinterberger, J. Perelmouter, J. Kaiser, I. Iversen, B. Kotchoubey, N. Neumann et H. Flor : The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2):190–193, 2000.
- [6] J. Millán, J. Mourino, M. Franzé, F. Cincotti, M. Varsta, J. Heikkinen et F. Babiloni : A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13:678–686, 2002.
- [7] D.J. McFarland, L.M. McCane, S.V. David et J.R. Wolpaw : Spatial filter selection for EEG-based communication. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 103(3):386–394, 1997.
- [8] R.D. Pascual-Marqui : Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA) : technical details. *Methods and findings in experimental and clinical pharmacology*, 24(Suppl-D):5–12, 2002.
- [9] D.J. Krusienski, E.W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouth, D.J. McFarland, T.M. Vaughan et J.R. Wolpaw : A comparison of classification techniques for the P300 speller. *Journal of Neural Engineering*, 3(4):299–305, décembre 2006.
- [10] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, G. Mallet et V. Alvarado : Ensemble of SVMs for improving brain computer interface P300 speller performances. In *Proceedings of ICANN'2005, Lecture Notes in Computer Science*, volume 3696, pages 45–50, 2005.

¹<http://www-bci.univ-lille1.fr/>

²<http://stic-sante.org/>

³<http://ifrath.free.fr/>

⁴<http://www.irisa.fr/siames/OpenViBE/>

⁵<http://www.fondation-altran.org/>